

# 类比推理的计算模型\*

赵沁平 李波

(北京航空航天大学计算机系 北京 100083)

**摘要** 本文将类比推理分为联想、求精、匹配和转换4个过程,在给出各过程遵守的原则之后,详细讨论了它们的计算模型.

**关键词** 类比推理,基于实例的推理,机器学习.

自80年代以来,由于应用领域对知识获取技术的需求不断增强,同时也认识到基于一般知识的系统(如规则系统)的局限性,以及类比在利用具体知识(如先例)和科学发现方面的独特作用,使得人工智能和认知科学等领域的研究者对类比推理给予了高度的重视.

文献[1]对有关研究的分析表明,虽然已提出了一些类比推理原理,构造了若干类比推理系统,但是目前的研究工作仍存在如下不足:①缺乏一套解释类比推理全过程的完整理论.②大多数类比推理模型和系统是针对具体领域和具体问题设计的,缺乏一般性.③当前的形式化描述主要集中在类比的匹配过程或结构化程度较高的一类问题,对联想、求精过程则尚无较好的形式化工作.

通过分析认知实验结果,我们给出了一种类比推理理论,建立了相应的计算模型,并构造了类比推理系统BHARS.<sup>[2]</sup>

## 1 类比推理过程的划分

**定义1.** 类比推理(AR)是由于认识到新情况与记忆中的已知情况在某些方面相似,从而推出它们在其它相关方面也相似.

定义1表明类比推理涉及两个情况,习惯上把相似的已知情况称基(*base*)或源(*source*) (一般文献中把整个已知相似情况称为基,本文把相似已知情况中的相关知识(即求精结果)称为基,当不引起混淆时,本文不区分二者.),把新情况称靶(*target*).通过对人类类比过程的分析,我们将类比推理分为联想、求精、匹配和转换4个过程.用 $S_{it_i}$ 表示第 $i$ 个已知情况,用 $\{S_{it_i}\}$ 表示已知情况集合,用 $T$ 表示靶.则这4个过程的功能可描述为:

**联想(Rem):** 在已知情况集合 $\{S_{it_i}\}$ 中寻找与靶相似的情况,其函数定义为  $Rem: T \times \{S_{it_i}\} \rightarrow 2^{\{S_{it_i}\}}$ ;其中按与靶的相似度从高到低排列  $2^{\{S_{it_i}\}}$  中情况.

\* 本研究得到国家863高科技项目和国家自然科学基金资助.作者赵沁平,1948年生,教授,主要研究领域为计算机软件,人工智能和虚拟现实.李波,1966年生,副教授,主要研究领域为自动推理,机器学习和虚拟现实.

本文通讯联系人:赵沁平,北京100083,北京航空航天大学计算机系  
本文1995-08-28收到

求精(*Ela*): 在相似情况  $Sit_i$  中寻找与当前类比相关的知识, 即基  $B_i$ . 其函数描述为  $Ela: Sit_i \times T \rightarrow B_i$ .

匹配(*Mat*): 建立基与靶的组成元素间的相似对应关系, 其函数定义为  $Mat: B_i \times T \rightarrow M$ ; 这里  $M$  是  $B_i$  与  $T$  间的对应构成的映射.

转换(*Tra*): 根据映射  $M$  将  $B_i$  中没有被对应的知识引入到靶作为类比结论, 其函数定义为  $Tra: (B_i - M^{-1}(T)) \times M \rightarrow t_i$ ; 其中  $M^{-1}$  是  $M$  的逆映射,  $t_i$  是类比结论.

本文对类比推理过程的划分与其它划分<sup>[3,4]</sup>的主要区别是: 增加了求精过程, 强调匹配与转换相分离. 这种划分的合理性在于: 每个过程既直观对应着人类类比的一个认知阶段, 又有独立的功能; 而且从后面两节可知每个过程也遵从不同原理.

用  $sim(w)$  表示系统中词汇  $w$  的实际相似词汇集, 用  $rew(w)$  表示由  $w$  联想到的相似词汇集. 由于类比只关心词汇间的相似联想, 而相似词间的联想是低注意力、高质量的过程<sup>[5]</sup>, 所以有如下认知特性.

**性质 1.**  $rew(w) = sim(w)$

用命题描述情况组成元素间的关系, 这里命题又可分为基本命题和蕴含命题(规则). 其中基本命题形如  $p(a_1, \dots, a_m)$ , 用于描述事实; 蕴含命题形如  $(s_1, \dots, s_m) \rightarrow s_{m+1}$ , 用于描述基本命题间的因果关系. 另外, 为了描述对同一情况中信息记忆的强弱不同, 引入概念“突出特征”.

**定义 2.** 突出特征是情况中容易被想到的对象、谓词和命题, 并分别称为突出对象、突出谓词和突出命题.

这样, 可用五元组  $\langle Sit, O, P, S, G \rangle$  全面描述情况  $Sit$ , 用  $\langle Sit, \hat{O}, \hat{P}, \hat{S}, G \rangle$  描述其突出特征和目标. 其中  $Sit$ ——情况名;  $O$ —— $Sit$  的对象集;  $P$ —— $Sit$  的谓词集;  $S$ —— $Sit$  的命题集;  $G$ —— $Sit$  的目标;  $\hat{O}$ —— $Sit$  的突出对象集;  $\hat{P}$ —— $Sit$  的突出谓词集;  $\hat{S}$ —— $Sit$  的突出命题集.

由于靶是待处理或待理解的情况, 所以靶中无突出特征. 类似地, 用  $\langle T, O_t, P_t, S_t, G_t \rangle$  表示靶的组成, 其中  $O_t$  是靶的对象集,  $P_t$  是靶的谓词集,  $S_t$  是靶的命题集,  $G_t$  是靶的目标.

**定义 3.** 设  $G_t$  是靶目标. 当  $G_t \neq \emptyset$  时的类比推理称为类比问题求解,  $G_t = \emptyset$  时的类比推理称为类比学习.

类比问题求解的目的就是从靶的已知事实出发, 利用类似于相似情况的方法来达到靶的目标. 类比学习的目的就是建立靶中已有命题间的因果联系, 从而加深对靶的理解.

类比推理中需要经常比较基和靶的组成元素间的相似关系, 因此用  $e_b \rightarrow e_t$  表示从基元素  $e_b$  到靶元素  $e_t$  的对应.

**定义 4.** 已知基命题  $s_b$  和靶命题  $s_t$ . 下面递归定义命题映射:

(1) 对  $s_b$  和  $s_t$  是同元基本命题, 设  $s_b = p(a_1, \dots, a_m)$ ,  $s_t = q(a'_1, \dots, a'_m)$ . 若  $p$  与  $q$  是相似谓词, 并且  $\bigcup_{i=1}^m \{a_i \mapsto a'_i\}$  是一一对应, 则称  $s_b$  与  $s_t$  形成命题映射, 并记  $\ll s_b, s_t \gg = \{s_b \mapsto s_t, p \mapsto q\} \cup [\bigcup_{i=1}^m \{a_i \mapsto a'_i\}]$ .

(2) 对  $s_b$  和  $s_t$  是具相同条件数的蕴含命题, 设  $s_b = (s_1, \dots, s_m) \rightarrow s_{m+1}$ ,  $s_t = (s'_1, \dots, s'_m)$

→ $s'_{m+1}$ . 若有 $\langle\langle s_i, s'_i \rangle\rangle \neq \emptyset (i=1, \dots, m+1)$ ,  $\bigcup_{i=1}^{m+1} \langle\langle s_i, s'_i \rangle\rangle$ 是一一对应, 则称  $s_b$  与  $s_t$  形成命题映射, 并且 $\langle\langle s_b, s_t \rangle\rangle = \{s_b \mapsto s_t\} \cup [\bigcup_{i=1}^{m+1} \langle\langle s_i, s'_i \rangle\rangle]$ .

(3)其它, 均称为  $s_b$  与  $s_t$  不能形成命题映射, 记为 $\langle\langle s_b, s_t \rangle\rangle = \emptyset$ .

从定义 4 可知, 若命题  $s_b$  与  $s_t$  能形成命题映射, 则它们不仅有相同形式而且有相似含义, 所以也称  $s_b$  和  $s_t$  是相似命题, 记为  $s_b \approx s_t$ .

## 2 联想与求精

通过对联想过程和认知实验结果的分析, 我们给出了类比联想遵从的如下 3 条原则:

语义诱发原则: 联想最初是基于语义相似发生的.

突出相似原则: 由于认识到靶与已知情况的突出特征相似, 从而使其成为相似情况.

相似优先原则: 人们容易想到相似度高的情况, 由近及远.

根据这 3 条原则可将联想过程分为诱发和确认 2 个阶段. 在诱发阶段, 人们由靶中词汇自然地联想到一组相似词汇, 这些词汇又进一步激活了情况中的突出对象和突出谓词, 从而激活一组情况. 在确认阶段, 通过全面比较激活情况的突出特征与靶间的相似性, 选择真正的相似情况.

可将联想分为近联想和远联想 2 个层次. 联想首先发生在近联想层, 寻找相似度高的情况——对象和谓词都相似的情况. 若近联想层找不到合适的相似情况, 则进入远联想层寻找与靶具有相似结构的情况——谓词相似情况.

定义 5. 情况  $Sit$  与靶的突出语义相似度  $d_{sem}(Sit)$  定义为:

$$d_{sem}(Sit) = \frac{|(\bigcup_{w \in (O_i \cup P_i)} sim(w)) \cap (O \cup P)|}{\min\{|(O \cup P)|, |O_i \cup P_i|\}}$$

$$= \frac{|\bigcup_{w \in P_i} sim(w)| \cap \hat{P}|}{\min\{|\hat{P}|, |P_i|\}}$$

在近联想中  $d_{sem}(Sit) = \frac{|(\bigcup_{w \in (O_i \cup P_i)} sim(w)) \cap (O \cup P)|}{\min\{|(O \cup P)|, |O_i \cup P_i|\}}$ , 在远联想中  $d_{sem}(Sit) = \frac{|\bigcup_{w \in P_i} sim(w)| \cap \hat{P}|}{\min\{|\hat{P}|, |P_i|\}}$ . 若  $d_{sem}(Sit) \geq K_a$ , 则称  $Sit$  是激活情况; 这里  $K_a$  是激活阈值.

为了比较激活情况的突出特征与靶间的相似性, 确认阶段首先建立初步映射, 根据结构相似确定相似情况, 然后综合语义、结构和目标相似排序相似情况.

定义 6. 已知情况  $Sit$  的突出命题集  $\hat{S}UG$ , 靶的命题集  $S_iUG_i$ , 结构相似阈值  $K_s$ . 若存在命题集  $S_1 \subseteq \hat{S}UG, S_2 \subseteq S_iUG_i$ , 使得能建立从  $S_1$  到  $S_2$  的一一对应关系  $F$ , 并且  $F$  满足:

- (1) 对任意  $s_b \in S_1$ , 若  $F(s_b) = s_t$ , 则  $s_b \approx s_t$ ;
- (2) 对任意  $s_b \in S_1, s'_b \in S_1$ , 若  $F(s_b) = s_t, F(s'_b) = s'_t$ , 则对应集  $\langle\langle s_b, s_t \rangle\rangle \cup \langle\langle s'_b, s'_t \rangle\rangle$  仍满足一一对应关系.

则把  $Sit$  与靶间的结构相似度定义为  $d_s(Sit) = \frac{|S_1|}{\min\{|\hat{S}UG|, |S_iUG_i|\}}$ . 若  $d_s(Sit) \geq K_s$ , 则称  $Sit$  是靶的相似情况,  $F$  是从  $Sit$  到靶的初步映射.

情况的确认值  $d_{all}(Sit)$  描述  $Sit$  的突出特征与靶间的全面相似性, 定义为:

$$d_{all}(Sit) = \frac{c_1 d_o + c_2 d_p + c_3 d_s(Sit) + c_4 d_g(Sit)}{c_1 + c_2 + c_3 + c_4}$$

其中  $d_o$  和  $d_p$  是根据初步映射中的对象对应、谓词对应计算出的平均对象相似度和平均谓

词相似度, 具体计算方法见文献[6],  $c_i$  是由实验测出的权值 ( $1 \leq i \leq 4$ ). 在 BHARS 中, 对近联想  $c_1 = 2$ , 对远联想  $c_1 = 0; c_2 = 2, c_3 = 5$ ; 当  $G_i = \emptyset$  时  $c_4 = 0$ , 否则  $c_4 = 1$ . 目标相似度  $d_g(Sit)$

$$\frac{|\text{SUG 中与 } G_i \text{ 相似的命题数}|}{|G_i|}$$

按照上述计算模型, 诱发阶段根据词汇的语义相似快速找到一组激活情况. 然后在激活情况中根据突出特征与靶间的结构相似判定相似情况, 再根据确认值选择最相似的情况. 这样, 不仅能找到真正的相似情况, 而且能排除表面相似情况, 既防止了遗漏相似情况, 又避免了逐一比较已知情况与靶带来的巨大复杂性.

联想到相似情况  $Sit$  后, 求精过程在靶的指导下进一步寻找  $Sit$  中与当前类比相关的知识. 求精的必要性在于: ①  $Sit$  中可能有多个或很大的因果联接网, 而当前类比只与其中一部分相关. ② 匹配过程的复杂性很高, 无关命题会大大加重匹配的负担. ③ 无关命题的介入会使得本来正确的判断准则失效.

然而, 目前的求精方法还很不成熟, 以至于 Collins & Burstein 认为目前没有模型直接讨论求精.<sup>[7]</sup> 人类类比经验表明选择  $Sit$  中那些知识取决于正在理解的靶, 而靶的作用在于确定  $Sit$  中与靶相似的知识. 另外, 类比推理的目的在于从  $Sit$  向靶转换因果关系, 从而建立靶中知识间的因果联系.

定义 7. 已知情况  $\langle Sit, O, P, S, G \rangle$  是靶  $\langle T, O_t, P_t, S_t, G_t \rangle$  的相似情况, 命题  $s \in \text{SUG}$ . 若存在命题  $s_i \in S_t \cup G_t$  使得  $s \approx s_i$ , 那么

- (1) 当  $s$  是基本命题, 则称  $s$  是激活节点;
- (2) 当  $s$  是蕴含命题, 设  $s = (s_1, \dots, s_m) \rightarrow s_{m+1}$ , 则称  $s_1, \dots, s_m, s_{m+1}$  是激活节点.

这样统一用激活节点表示  $Sit$  中与靶(或当前类比)有关的初始知识, 把蕴含命题看作传递因果联系的路径. 用  $\Delta_{Sit}$  表示  $Sit$  中所有激活节点的集合, 用  $R_{Sit}$  表示  $Sit$  中蕴含命题的集合. 在进一步寻找与当前类比相关的其它知识时, 从一组激活节点出发沿蕴含命题传播因果联系的过程中有 2 种现象:

- (1) 若不能到达其它激活节点, 则说明该路径偏离了寻找与当前类比相关知识的要求, 沿途命题的相关性逐步降低. 把不能从其它激活节点到达的激活节点称为叶节点.
- (2) 若遇到其它激活节点, 则说明该路径上的知识与已有相关知识有很强的因果联系, 沿途命题的相关性得到加强. 把激活节点中不能到达其它激活节点的非叶节点称为根节点.

定义 8. 已知叶节点集合  $\Delta \subseteq \Delta_{Sit}$ , 蕴含命题集  $R \subseteq R_{Sit}$ . 若对非叶节点  $s \in (\Delta_{Sit} - \Delta)$  下列条件成立:

- (1)  $\Delta \cup R \vdash s$ ;
- (2) 若  $\Delta' \subseteq \Delta, R' \subseteq R$ , 则  $\Delta' \cup R' \not\vdash s$ ;

则称从  $\Delta$  出发沿  $R$  推导  $s$  的路径构成  $s$  的激活链.

定义 9. 已知命题集  $s_1, \dots, s_m, (s_1, \dots, s_m) \rightarrow s_{m+1}, s_{m+1}$ . 若  $s_i \in \Delta_{Sit} (i = 1, \dots, m)$ , 或者  $s_{m+1} \in \Delta_{Sit}$ , 并且蕴含命题  $(s_1, \dots, s_m) \rightarrow s_{m+1}$  不在任何激活节点的激活链中, 则称命题集  $\{s_1, \dots, s_m, (s_1, \dots, s_m) \rightarrow s_{m+1}, s_{m+1}\}$  构成一个激活步.

按照激活链与激活步的定义, 就能在相似情况  $Sit$  中从已有相关知识(激活节点)出发, 进一步寻找与这些激活节点具有因果联系的其它相关知识. 求精过程寻找与当前类比相关

知识的目的在于寻找  $Sit$  中满足类比推理目的的知识. 在类比问题求解中, 首先需要在  $Sit$  中寻找与靶目标  $G_t$  相似的命题集  $G_b$  (称为基目标), 由于  $G_b$  中各命题的激活链经转换后都可能构成  $G_t$  中命题的推理链, 因此这些知识是与当前类比相关的知识. 在类比学习中, 与激活节点具有因果联系的知识经转换后都有助于构成靶中已有知识间的因果联系.

**定义 10.** 用  $S_b$  表示相似情况  $Sit$  中与当前类比相关的知识, 则

(1) 在类比问题求解中, 若存在  $G_b \subseteq S \cup G$  并且  $G_b \approx G_t$ , 则  $S_b = \bigcup_{s \in G_b} net(s)$ ; 其中  $net(s)$  是  $s$  的一条激活链中命题的集合.

(2) 在类比学习中,  $S_b = Steps \cup [\bigcup_{s \text{ 是靶节点}} nets(s)]$ , 其中  $Steps$  是  $Sit$  的所有激活步中命题的集合,  $nets(s)$  是  $Sit$  中  $s$  的所有激活链中命题的集合.

### 3 匹配与转换

匹配过程的任务是建立基和靶的“相似元素”间的对应关系, 以便全面比较基和靶. 要完成这一任务需解决 2 个主要问题: ①由于匹配中的对应不同于模式匹配的合一, 所以需要建立相应的匹配原理. ②由于匹配潜在的复杂性高(具子图同构复杂性), 因此需要根据匹配的特点, 构造有效的实现算法.

匹配原理: 已知  $M$  是从基到靶的对应集.  $M$  是一个映射 iff  $M$  满足下列原则:

(1) 语法相容原则: 若  $(e_b \mapsto e_t) \in M$ , 则  $e_b$  与  $e_t$  具相同语法类型, 即对象  $\mapsto$  对象, 谓词  $\mapsto$  谓词, 命题  $\mapsto$  命题.

(2) 一一对应原则:  $M$  中的对应是一一对应.

(3) 谓词相似原则: 若谓词对应  $(e_b \mapsto e_t) \in M$ , 则  $e_b$  和  $e_t$  是相似谓词.

(4) 支持性原则: 若命题对应  $(s_b \mapsto s_t) \in M$ , 则  $\ll s_b, s_t \gg \subseteq M$ ; 反之, 若对应  $(e_b \mapsto e_t) \in M$ , 则存在某个命题对应  $(s_b \mapsto s_t) \in M$  使得  $(e_b \mapsto e_t) \in \ll s_b, s_t \gg$ .

关于上述 4 条原则的合理性论述详见文献[8]. 匹配原理保证了只建立基和靶的相似命题间、相似谓词间以及具有相似作用的元素间的对应.

**定理 1.** 若  $\ll s_b, s_t \gg$  是命题映射, 则  $\ll s_b, s_t \gg$  是映射.

由定义 4 和匹配原理容易证明定理 1, 定理 1 表明命题映射是映射的特殊情况. 习惯上用  $pm$  表示命题映射, 用  $M, M'$  表示映射.

为了全面比较基和靶, 需要寻求“好”映射; 即包括目标对应, 对应数多的映射.

**定理 2.** 已知命题映射集  $PMS$ . 对从基到靶的任何映射  $M$  都存在一组命题映射  $PMS' \subseteq PMS$  使得  $M = \bigcup_{pm \in PMS'} pm$ .

根据定理 1 和支持性原则容易证明定理 2. 定理 2 表明可以把命题看做构造映射的基本单元, 通过合并命题映射就可构造好映射.

**定义 11.** 已知命题映射  $pm$  和映射  $M$ . 若对任意  $(e_b \mapsto e_t) \in pm$ , 任意  $(e'_b \mapsto e'_t) \in M$ , 都有 (1) 若  $e_b = e'_b$ , 则  $e_t = e'_t$ ; (2) 若  $e_b \neq e'_b$ , 则  $e_t \neq e'_t$ . 则称  $pm$  和  $M$  是一致的, 记为  $pm \sim M$ ; 否则称  $pm$  与  $M$  冲突, 记为  $pm \not\sim M$ .

在合并映射生成更大映射的过程中, 需要多次判断映射间的一致关系和子集关系. 由于一个命题映射正好有一个命题对应, 所以本文用一个名称代表一个命题对应, 并引入映射的

对应名集和冲突名集. 对映射  $M$ , 其对应名集  $N_{pm}(M)$  是构成  $M$  的所有命题映射相应的命题对应的名称集合, 其冲突名集  $N_{cf}(M)$  是与  $M$  冲突的所有命题映射相应的命题对应的名称集合.

**定理 3.** 已知命题映射  $pm$  和映射  $M$ .

(1)  $pm \sim M$  iff  $N_{cf}(pm) \cap N_{pm}(M) = \emptyset$ ;

(2)  $pm \subseteq M$  iff  $N_{pm}(pm) \subseteq N_{pm}(M)$ .

证明:(略)

定理 3 表明, 利用映射的特点可以将直接判断命题映射与映射间的一致关系、子集关系的操作, 转化为简单集合(对应名集, 冲突名集)上的运算. 分析表明, 基于这一模型的算法的时间复杂性比其它匹配算法降低了  $10^2$  倍.<sup>[8~10]</sup>

转换过程的任务是在匹配建立的映射下, 将基中命题引入靶, 从而求解靶或学习到关于靶的新知识. 为完成这一任务, 就必须解决 3 个问题: 选择合适的映射, 确定被转换的基命题, 转换所选择的基命题. 在总结有关工作基础上, 我们提出了下列 2 条转换原则:

相似性不变原则: 在基和靶间推出的相似性应与它们之间的已有相似性具有相同特性.

可信度原则: 被转换的基命题应该满足 2 个条件: ①与已对应命题具有因果联系, ②该命题中的一些元素已在映射中有对应.

由于转换时需在映射中增加新对应、在靶中增加新元素, 所以把在映射  $M$  下从基到靶转换命题过程生成的扩充映射记为  $M'$ , 扩充靶记为  $\langle T', O', P', S', G_t \rangle$ .

**定义 12.** 已知映射  $M'$ , 基元素  $e_b$ .  $e_b$  关于  $M'$  的转换式  $M'(e_b)$  递归定义为:

(1) 若  $(e_b e \mapsto t) \in M'$ , 则  $M'(e_b) = e_t$ .

(2) 对  $e_b$  是基命题  $p(a_1, \dots, a_m)$ . 若  $M'(p) \neq \emptyset$ , 并且  $M'(a_i) \neq \emptyset (i=1, \dots, m)$ , 则  $M'(e_b) = M'(p)(M'(a_1), \dots, M'(a_m))$ .

(3) 对  $e_b$  是蕴含命题  $(s_1, \dots, s_m) \rightarrow s_{m+1}$ . 若  $M'(s_i) = \emptyset (i=1, \dots, m+1)$ , 则  $M'(e_b) = (M'(s_1), \dots, M'(s_m)) \rightarrow M'(s_{m+1})$ .

(4) 其它,  $M'(e_b) = \emptyset$ .

**定义 13.** 已知从基  $\langle B, O_b, P_b, S_b, G_b \rangle$  到靶  $\langle T', O', P', S', G_t \rangle$  的映射  $M'$ , 命题集  $\{s_1, \dots, s_m, r, s_{m+1}\} \subseteq S_b$ , 其中  $r = (s_1, \dots, s_m) \rightarrow s_{m+1}$ . 若  $S'_t \vdash M'(s_i) (i=1, \dots, m)$ , 并且  $rue > 0.5$ , 则称在映射  $M'$  下  $r$  是可转换命题.\*

设  $e_b$  是可转换命题中未被对应的元素, 用  $pair(e_b)$  表示在靶中创建的与  $e_b$  对应的元素. 根据相似性不变原则我们规定: 若  $e_b$  是谓词, 则  $pair(e_b) = e_b$ ; 若  $e_b$  是对象, 则  $pair(e_b) = *e_b$ . 这里  $*e_b$  表示在靶中存在与  $e_b$  对应的元素但暂时不能指出它具体是什么, 这正如科学上曾经预料存在“以太”作为光波通讯媒介一样.

**定义 14.** 已知从基  $\langle B, O_b, P_b, S_b, G_b \rangle$  到靶  $\langle T, O_t, P_t, S_t, G_t \rangle$  的映射  $M$ , 在  $M$  下得到扩充靶  $\langle T', O', P', S', G_t \rangle$ . 则映射  $M$  的有用性  $\mu(M)$  定义为:

(1) 对  $G_t \neq \emptyset$ , 若  $S'_t \vdash G_t$ , 则  $\mu(M) = 1$ , 否则  $\mu(M) = 0$ ;

\*  $rue$  是  $r$  中未被对应的元素比例, 即  $rue = \frac{r \text{ 中未在 } M' \text{ 对应的元素数}}{r \text{ 中元素总数}}$ .

(2) 对  $G_i = \emptyset$ ,  $\mu(M) = |S'_i - S_i| - |O'_i - O_i|$ .

映射选择准则: 已知从基到靶的映射  $M$ . 若对从基到靶的任一其它映射  $M''$ , 都有  $\mu(M) > \mu(M'')$ , 或者  $\mu(M) = \mu(M'')$  且  $\eta(M) \geq \eta(M'')$ , 则称  $M$  是最佳映射. 其中  $\eta(M)$  表示  $M$  包括的命题对应数.

这样, 本文的转换模型解决了上面提出的 3 个问题, 即在最佳映射下选择可转换命题来推导类比结论——可转换命题的转换式, 并且按照相似性不变原则在靶中创建新元素.

#### 4 结束语

根据本文的计算模型, 我们已实现了类比推理系统 BHARS. 在实验中, 使用 16 个已知情况和 11 个新情况(靶), 得到了 22 组类比. 这些类比涉及相似识别、规划、几何证明、现象理解和问题求解. BHARS 对各组类比都推出了正确的结果, 特别是还在一些类比中推出了我们意料之外、而又确实合理的结论, 这初步显示了 BHARS 的发现能力.

#### 参考文献

- 1 李波. 类比推理理论及实现研究[博士论文]. 北京航空航天大学, 1993.
- 2 李波. 类比推理系统 BHARS. 计算机学报, 1995, 18(6).
- 3 Kedar-Cabelli S T. Analogy: from a unified perspective. In: Helman D H ed. Analogical Reasoning, Reidel: The Netherlands, 1988. 65~103.
- 4 Keane M T. Analogical problem solving. Ellis Horwood Limited, England, 1988.
- 5 Gentner D. The mechanisms of analogical learning. In: Vosniadou S, Ortony A eds. Similarity and Analogical Reasoning, Cambridge University Press, 1989. 199~241.
- 6 李波, 赵沁平. 基于突出特征的类比联想. 计算机学报, 1994, 17(9).
- 7 Collins A, Burstein M H. A framework for a theory of comparison and mapping. In: Vosniadou S, Ortony A eds. Similarity and Analogical Reasoning, Cambridge University Press, 1989. 546~565.
- 8 李波, 罗玉龙, 赵沁平. 一种类比匹配原理及其实现. 软件学报, 1995, 8(1).
- 9 Holyoak K J, Thagard P. Analogical mapping by constraint satisfaction. Cognitive Science, 1989, 13: 295~355.
- 10 Falkenhainer B, Forbus K D, Gentner D. The structure—mapping engine: algorithm and examples. Artificial Intelligence, 1990, 41: 1~63.

## A COMPUTATIONAL MODEL OF ANALOGICAL REASONING

Zhao Qinqing Li Bo

(Department of Computer Science Beijing University of Aeronautics and Astronautics Beijing 100083)

**Abstract** This paper divides analogical reasoning process into four subprocesses, it i. e., reminding, elaboration, match and transfer. After giving the principles it follows, the model of each subprocess is discussed in detail.

**Key words** Analogical reasoning, case—based reasoning, machine learning.